

УДК 004.8

**ИССЛЕДОВАНИЕ СКРЫТОГО ПАРАМЕТРИЧЕСКОГО ПРОСТРАНСТВА
НЕЙРОННОЙ СЕТИ С ЦЕЛЬЮ АДАПТАЦИИ АРХИТЕКТУРЫ ПОД
ОБУЧАЕМЫЙ ДОМЕН ДАННЫХ**

Большим М.А. (ИТМО)

**Научный руководитель – кандидат технических наук, доцент Кугаевских А.В.
(ИТМО)**

Введение.

Современные нейронные сети демонстрируют высокую эффективность в решении широкого спектра задач, однако их внутренние механизмы остаются недостаточно изученными. В частности, понимание распределения параметров в скрытых слоях и влияния градиентных потоков на обновление весов является ключевым аспектом для дальнейшей оптимизации архитектур[2]. Настоящая работа направлена на исследование скрытого параметрического пространства нейронной сети, рассматриваемого как гладкое замкнутое многообразие, и использование методов римановой геометрии для анализа его структуры[4]. На данном этапе выполнены первые исследования гессианов отдельных слоёв, что позволило выявить характер распределения «градиентного давления» в ключевых участках скрытого пространства[1].

Основная часть.

В рамках исследования были решены первые поставленные задачи:

1. Проведен детальный анализ гессианов отдельных слоёв нейронных сетей. Полученные результаты демонстрируют наличие локальных областей с повышенным градиентным давлением, что может служить индикатором потенциальных «узких мест» в процессе обучения.
2. Разработаны первые методики исследования скрытого параметрического пространства с использованием инструментов римановой геометрии. Применение этих методов позволило построить предварительную модель гладкого многообразия, описывающего внутреннюю динамику распределения параметров[4].
3. Проведена сравнительная оценка геометрических характеристик различных слоёв сети, что выявило зависимость эффективности обучения от локальной кривизны и распределения энергетических потоков внутри сети[2,3].

Предварительные результаты подтверждают гипотезу о том, что глубокий анализ гессианов и римановое моделирование скрытого пространства способно выявить неэффективно используемые регионы[3], а также определить области, требующие оптимизации архитектуры. Это открывает перспективы для дальнейшей адаптации сети под специфические домены данных с целью повышения её обобщающей способности и снижения вычислительных затрат.

Выводы.

Проведённые исследования демонстрируют возможность применения римановой геометрии для глубокого анализа скрытого параметрического пространства нейронных сетей. Первичные результаты анализа гессианов отдельных слоёв позволяют локализовать критические области, влияющие на сходимость и устойчивость обучения. Разработанные методики закладывают основу для дальнейшей разработки алгоритма адаптации архитектуры сети.

Список использованных источников.

1. Sagun L. et al. Empirical analysis of the hessian of over-parametrized neural networks //arXiv preprint arXiv:1706.04454. – 2017.
2. Amari S. I. Natural gradient works efficiently in learning //Neural computation. – 1998. – Т. 10. – №. 2. – С. 251-276.
3. Martens J., Grosse R. Optimizing neural networks with kronecker-factored approximate curvature //International conference on machine learning. – PMLR, 2015. – С. 2408-2417.
4. Bonnabel S. Stochastic gradient descent on Riemannian manifolds //IEEE Transactions on Automatic Control. – 2013. – Т. 58. – №. 9. – С. 2217-2229.